# 基于深度学习的玛纳斯土地利用时空格局变化与预测

王娇娇[1,2]， 尹小君[1,2]， 刘陕南[1]， 王帝盟[1,2]

（1. 石河子大学信息科学与技术学院，新疆 石河子 832000；
2. 兵团空间信息工程技术研究中心，新疆 石河子 832000）

**摘 要：** 土地利用时空格局变化与预测对土地资源管理与优化至关重要。本文基于遥感时空序列数据，协同景观指数与深度学习的长短时记忆网络（Long-Short Term Memory，LSTM）模型，对玛纳斯进行长时间序列土地利用时空格局演变特征分析和预测。结果表明：（1）1992—2020年耕地、草地和建设用地增加，林地、水域和未利用地减少。（2）耕地破碎化程度降低，林地和水域的景观指数轻微波动；草地破碎化程度降低，形状趋于规则化；建设用地处于持续扩张状态，破碎化程度加深，形状趋于复杂；未利用地破碎化程度增加，但形状趋于规则化。（3）比较了LSTM模型、多层感知人工神经网络(Multi-Layer Perception Artifical Neural Network，MLP-ANN)模型、逻辑回归(Logistic Regression，LR)模型和CA-Markov模型的预测精度。LSTM模型的Kappa系数为95.31%，较其他模型准确度高，符合实际土地利用格局分布。LSTM模型表明2025年土地利用类型可能仍以耕地、草地和未利用地为主。

**关键词：** 时空格局变化；土地利用预测；深度学习；LSTM模型；景观指数

在自然资源整合不断加强和土地利用结构日趋复杂的形势下，土地利用管理和规划更加困难。土地利用时空格局演变特征分析和预测不仅有利于了解土地利用与自然因素、社会因素的关系，还可以为人们应对粮食安全和生物多样性等问题提供有效信息。研究土地利用时空格局演变特征和预测对城市规划和自然资源的管理有重要意义[1]。学者们通过土地利用景观格局指数揭示土地利用演变特征。李华林等[2]利用景观指数分析了新疆叶尔羌河流域胡杨林时空格局变化特征。刘斌寅等[3]利用景观生态学理论对淮北市土地利用时空格局变化特征进行分析，并采用ANN-CA（Artificial Neural Network-Cellular Automata）模型预测了2025年的土地利用；刘根林等[4]利用景观指数探究了瑞兴于地区土地利用。景观格局时空变化特征和驱动因素。通过景观指数对土地利用时空格局演变特征进行分析，能够量化土地利用空间格局变化。

近年来，土地利用预测相关研究数量激增。由于政策影响和地区特点等原因，使土地利用预测具有较大的不确定性[5]。早期研究者将土地利用预测问题看作一个统计回归问题，常用证据权重法（Weights of Evidence，WOE）、逻辑回归（Logistic Regression，LR）、Markov模型[6]来预测土地利用变化。但是通过统计回归方法实现土地利用的预测难以考虑到土地利用的空间位置信息。元胞自动机（Cellular Automata，CA）基于元胞空间、领域关系和转化规则等动态模拟土地利用变化，难以将社会经济因素纳入考虑范围[7]，所以，许多学者将算法或者其他模型和CA[8]相结合实现土地利用变化预测，比如CA-Markov模型[9-11]、FLUS模型[12]、PLUS模型[13]等。

随着遥感（Remote Sensing，RS）和地理信息系统（Geographic Information System，GIS）技术的快速发展，可以获得长时间序列数据，满足深度学习利用大量数据进行训练的需求。深度学习可以充分利用历史数据进行迭代训练，非常适合复杂的土地利用预测问题，比如，利用LSTM预测城市未来土地

**收稿日期：** 2022-07-04； **修订日期：** 2022-08-19
**基金项目：** 国家重点研发计划项目（2017YFB0504203）；石河子大学国际合作项目（GJHZ201905）；兵团社科基金项目（20YB23）
**作者简介：** 王娇娇（1996-），女，硕士研究生，主要从事空间遥感土地利用研究. E-mail：2272745959@qq.com
**通讯作者：** 尹小君. E-mail: yinxiaojun2018@163.com

利用分布[14]、利用IDRISI软件中的LCM模块（基于ANN和马尔可夫链）分析预测未来土地利用状况等[1,15]。LSTM是一种改进的RNN网络，能捕捉长期依赖的信息[15-16]；使用记忆细胞和门机制控制信息的传递，充分提取时间序列的相关性信息，可解决非线性复杂问题[17]。LSTM预测能够充分利用历史数据，较大程度地保留土地利用数据的时空信息。

采用LSTM模型的循环神经网络的自反馈机制和长短时记忆模式，开展长时间序列的土地利用预测研究。通过1992—2020年的土地利用遥感时空数据，协同深度学习的LSTM算法与景观指数，系统地研究1992—2020年玛纳斯土地利用时空格局演变特征和变化趋势。对于玛纳斯土地利用可持续发展具有重要意义，为实施生态调整和优化提供科学借鉴和依据。

## 1 研究区概况与数据来源

### 1.1 研究区概况

玛纳斯位于新疆腹地，天山山脉北坡中段，地理位置位于85°40′～86°31′32″E，43°21′21″～45°20′N，地貌从南到北分别是山区、平原和沙漠，地势南高北低，属中温带大陆性干旱-半干旱气候。冬季严寒，夏季酷热，干燥少雨，日照充足，蒸发量大，降水少。2020年玛纳斯土地利用类型主要为耕地、草地和未利用地，分别占总面积的34.70%、32.64%和29.06%，耕地主要位于中部平原地区，草地主要位于南部沙漠和北部山区附近，未利用地主要位于南部沙漠和北部山区。

### 1.2 数据来源

选取1992—2020年空间分辨率为300 m×300 m的土地利用遥感影像数据，在ArcMap中进行投影、转换和掩膜提取，最后进行重分类。土地利用类型分为6类，包括耕地、林地、草地、水域、建设用地、未利用地（表1）。

表1 土地利用类型分类

Tab. 1 Classification of land use types

| 一级分类 | 二级分类 |
|---|---|
| 耕地 | 耕地 |
| 林地 | 阔叶林、落叶林、针刺林、常青树 |
| 草地 | 草地覆盖、乔木灌木覆盖 |
| 水域 | 水域 |
| 建设用地 | 建设用地 |
| 未利用地 | 裸露区域、永久性积雪和冰川 |

于2021年10月在玛纳斯利用GPS仪器进行两次土地利用数据采集实验（图1），验证土地利用数据准确度。实验数据结果包括土地利用类型和坐标，第一次采集143个采样点，第2次采集251个采样点，其中有效采样点为356个。将2020年土地利用遥感数据与实验数据进行对比分析，数据准确度为92.13%。

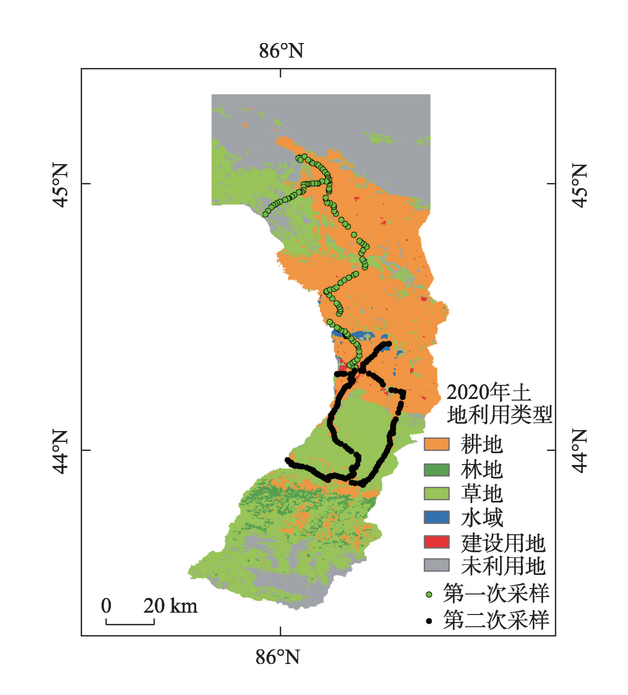



图1 研究区概况及采样点示意图

Fig. 1 Overview of study area and sampling point

地理数据选取3个空间变量包括离公路（国道、省道、乡道）距离、离铁路距离和离水域距离；两个经济因素包括人口和GDP空间分布公里网格数据集；5个自然属性包括中国土壤质地空间分布数据、DEM、坡度、降水量、气温。数据来源如表2所示。

## 2 研究方法

### 2.1 土地利用变化分析方法

采用土地利用动态度对玛纳斯土地利用变化特征进行分析，揭示玛纳斯1992—2020年土地利用时空演变规律以及土地利用开发状态。土地利用动态度表示一定时间范围内土地利用类型的数量变化情况，包括单一动态度和综合动态度。单一动态度反映了某一土地利用类型在一定时期内的变化率，综合动态度反映了整个研究区域的所有土地利用类型土地变化率。

（1）单一动态度

$$K_s = \frac{L_j - L_i}{L_i} \times \frac{1}{T} \times 100\% \quad (1)$$

式中：$K_s$为单一动态度；$L_i$、$L_j$为研究初期和研究末期土地利用类型的面积；$T$为研究时段（年）。

（2）综合动态度

$$K_c = \left[ \sum_{i=1}^{6} \Delta LW_{i-j} \Big/ 2\sum_{i=1}^{6} LW_i \right] \times \frac{1}{T} \times 100\% \quad (2)$$

式中：$K_c$是综合动态度；$LW_i$是研究初期土地利用类型；$\Delta LW_{i-j}$是土地利用类型$i$转向土地利用$j$的面积绝对值；$T$是研究时段（年）。

## 2.2 时空格局变化分析方法

景观格局是指大小和形状各异的景观要素在空间上的排列和组合，表现出规律性的景观格局可以称为时空格局，景观格局指数用于探究不同土地利用类型的时空格局变化[18-20]。选取有代表性的6个景观指数（表3），分析玛纳斯土地利用时空格局变化。

## 2.3 LSTM预测模型

2.3.1 LSTM土地利用预测　LSTM模型（图2）主要利用1992—2014年土地利用数据作为训练集进行训练；2015年作为测试集，进行模型精度验证；最后利用2020年土地利用数据，预测2025年土地利用数据。

2.3.2 LSTM正向传播　遗忘门决定了上一时刻的细胞单元丢弃的信息，公式如下所示：

$$f_t = \sigma\left(W_f g\left[h_{t-1}, x_t\right] + b_f\right) \quad (3)$$

式中：$f_t$为遗忘门；$\sigma$是激活函数；$W_f$是遗忘门的权重；$h_{t-1}$是$t-1$时单元细胞的状态；$x_t$是该细胞单元的输入向量；$b_f$是遗忘门的偏置项。

输入门决定了细胞单元状态存储的信息，由sigmoid层和tanh层两部分组成，sigmoid层决定了需要更新的向量，tanh层创建了新后选值的向量。

$$\begin{cases} i_t = \sigma\left(W_i g\left[h_{t-1}, x_t\right] + b_i\right) \\ \tilde{C}_t = tanh\left(W_C g\left[h_{t-1}, x_t\right] + b_C\right) \\ C_t = f_t g C_{t-1} + i_t g \tilde{C}_t \end{cases} \quad (4)$$

式中：$i_t$为输入门；$\tilde{C}_t$为新的候选向量（当前输入的细胞单元状态）；$W_i$、$W_C$为权重系数；$b_i$、$b_C$为偏置项；$C_{t-1}$、$C_t$分别为$t-1$和$t$时刻细胞单元状态向量。

输出门控制了长期记忆对当前输出的影响，单元细胞的输出门公式如下：

$$\begin{cases} o_t = \sigma\left(W_o g\left[h_{t-1}, x_t\right] + b_o\right) \\ h_t = o_t \cdot \tanh\left(C_t\right) \end{cases} \quad (5)$$

式中：$o_t$为输出门；$W_o$为输出门的权重；$b_o$为输出门偏置项，$h_t$是单元细胞的输出。

2.3.3 LSTM反向传播　反向传播通过计算损失函数对每个权重或者偏置的影响，更新网络的参数。

**表2　数据类型及其来源**

**Tab. 2　Data type and its source**

| 数据类型 | 数据名称 | 数据来源 |
|---|---|---|
| 土地利用 | 1992—2020年土地利用遥感数据 | 欧洲航天局（https://www.esa.int/） |
| 距离因素 | 距公路（国道、省道、乡道）、铁路的距离，距河流湖泊的距离 | 地理信息专业知识服务系统（http://kmap.ckcest.cn/resource/search/senior） |
| 经济因素 | 中国人口空间分布公里网格数据集；中国GDP空间分布公里网格数据集 | 资源环境科学与数据中心（https://www.resdc.cn/） |
| 自然因素 | 中国土壤质地空间分布数据；全国DEM；坡度 | 资源环境科学与数据中心（https://www.resdc.cn/） |
| | 降水量；气温 | 国家气象科学数据中心（http://data.cma.cn/） |

**表3　景观指数及其意义**

**Tab. 3　Landscape index and its significance**

| 景观指数 | 意义 |
|---|---|
| 总边缘长度（TE）/m | 景观的总边缘长度 |
| 最大斑块指数（LPI）/% | 可以确定景观构成中景观类型的优势度，LPI值越高，人类活动的干扰程度越高 |
| 景观形状指数（LSI）/% | LSI=1时，斑块形状为圆形或者正方形。LSI越大，景观形状不规则化越高，空间异质特征越高 |
| 散布与并列指数（IJI）/% | IJI值越高，表明相同的斑块越临近 |
| 相似临近百分比（PLADJ）/% | PLADJ越大，板块类型越聚集、越相邻 |
| 斑块数量（NP）/个 | NP越大，景观破碎度越大，空间异质特征越强 |

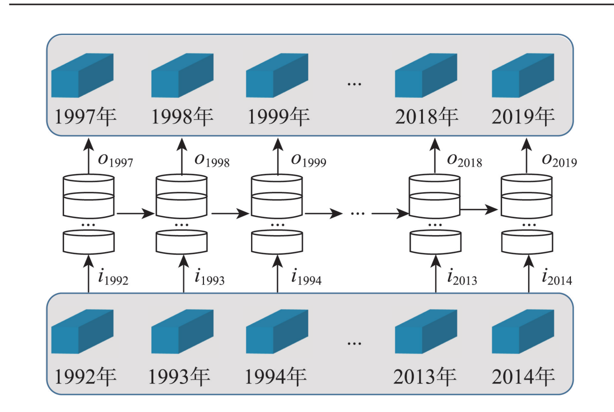



图2 LSTM土地利用预测模型

Fig. 2 LSTM land use prediction model

误差项分为沿时间传播的误差项和沿网络层传播的误差项。该实验使用的损失函数为softmax。

沿时间反向传播的误差项反向传播到$k$时刻，计算公式如下：

$$\delta_k^T = \prod_{j=k}^{t-1} \delta_{o,j}^T W_{oh} + \delta_{f,j}^T W_{fh} + \delta_{i,j}^T W_{ih} + \delta_{\tilde{c},j}^T W_{ch} \quad (6)$$

式中：$\delta_{o,j}^T$、$\delta_{f,j}^T$、$\delta_{i,j}^T$、$\delta_{\tilde{c},j}^T$分别为$T$时期输出门、遗忘门、输入门、当前单元输入状态的误差项；$W_{oh}$、$W_{fh}$、$W_{ih}$、$W_{ch}$分别为输出门、遗忘门、输入门、单元状态的权重矩阵。

沿网络层传播的误差项的$L$-1层传入到$L$层的误差项为：

$$\delta_t^{L-1} = \left(\delta_{o,t}^T W_{ox} + \delta_{f,t}^T W_{fx} + \delta_{i,t}^T W_{ix} + \delta_{\tilde{c},t}^T W_{cx}\right) gf'\left(net_t^{L-1}\right) \quad (7)$$

式中：$\delta_{o,t}^T$、$\delta_{f,t}^T$、$\delta_{i,t}^T$、$\delta_{\tilde{c},t}^T$分别为$T$时期输出门、遗忘门、输入门、当前单元输入状态的误差项；$W_{ox}$、$W_{fx}$、$W_{ix}$、$W_{cx}$分别为输出门、遗忘门、输入门、单元状态的权重矩阵。

2.3.4 模型精度验证 Kappa系数是一种较好的精度验证方法[21-22]，采用Kappa系数定量分析模型精度。Kappa系数值越大，模型精度越高。

## 3 结果与分析

### 3.1 1992—2020年玛纳斯土地利用变化分析

将玛纳斯1992—2020年土地利用变化分为3个阶段，前期为1992—2000年土地利用变化剧烈期，中期为2000—2010年土地利用变化缓慢期，后期为2010—2020年土地利用变化平稳期。

由土地利用动态度可知(图3)，耕地在1992年、2000年、2010年和2020年分别占比为26.48%、31.91%、34.83%和34.70%，整体呈现大幅增长后缓慢减少的趋势。1992—2010年耕地增加主要是未利用地的垦荒和林地、草地小范围的转入。单一动态度显示2000—2005年耕地增长有所减缓，2005—2010年耕地增长趋势较前5 a快，这可能与2006—2010年天山北坡经济带土地整理工程的实施有关。后期土地利用变化平稳期耕地面积减少，且主要转出为林地、草地和建设用地，这与退耕还林还草工程和城市扩张有着密切的关系。

林地以2015年为分界线，呈现先减少后增加的格局。实施退耕还林还草工程20 a来，林地前期一直处于减少状态，主要是转为草地和未利用地。这

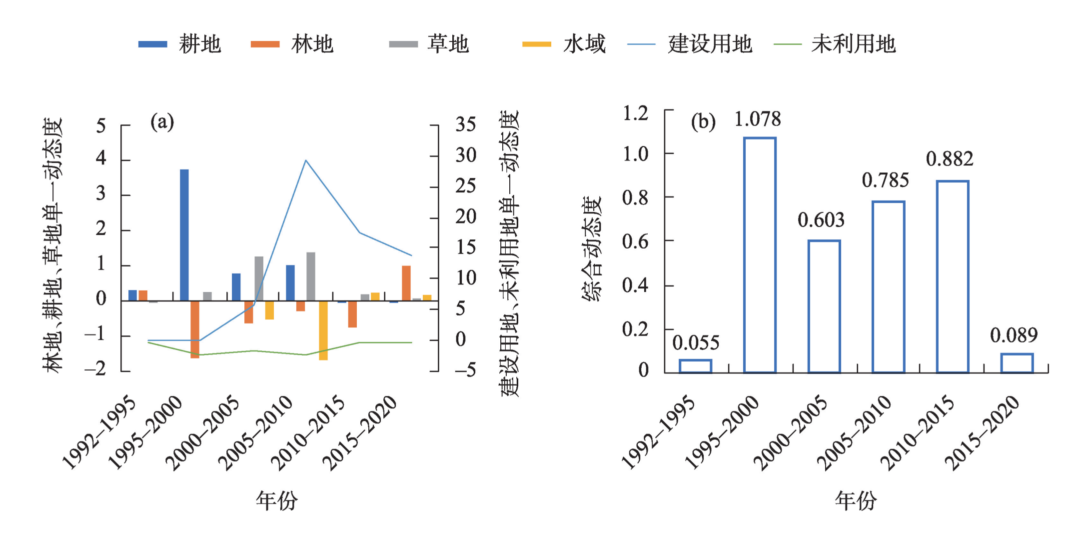



图3 土地利用动态度

Fig. 3 Land use dynamic degree

与玛纳斯自然条件有重要关系,平原地区水资源缺少,主要来源于玛纳斯河和高山冰雪融水,生态脆弱。后期增加主要是耕地和草地转为林地,这表明退耕还林还草具有一定的效果。玛纳斯虽然干旱少雨,但是过渡性植被能够适应该环境,1992—2020年草地呈现增加的趋势。并且中期增长速度最快,增长了13.75%,主要是未利用地转入,说明玛纳斯的生态环境质量正在逐步提升。

水域前期和中期处于减少状态,减少了11.04%,后期有缓慢增加的趋势,增加了1.03%。未利用地一直呈现减少的趋势,且前期和中期面积减少较多。建设用地占地面积较小且一直呈现增加的格局。建设用地面积在1992—2005年增加28.17%;2015—2020年增加685.71%。主要是耕地、草地和未利用地转入,分别占总转化面积的57.30%、30.28%和12.42%。数据表明虽然建设用地面积较小,但是近年来城市的快速扩张对耕地和草地造成了一定的负面影响。

### 3.2 土地利用时空格局变化分析

由图4可知,在1992—2020年耕地面积增长了

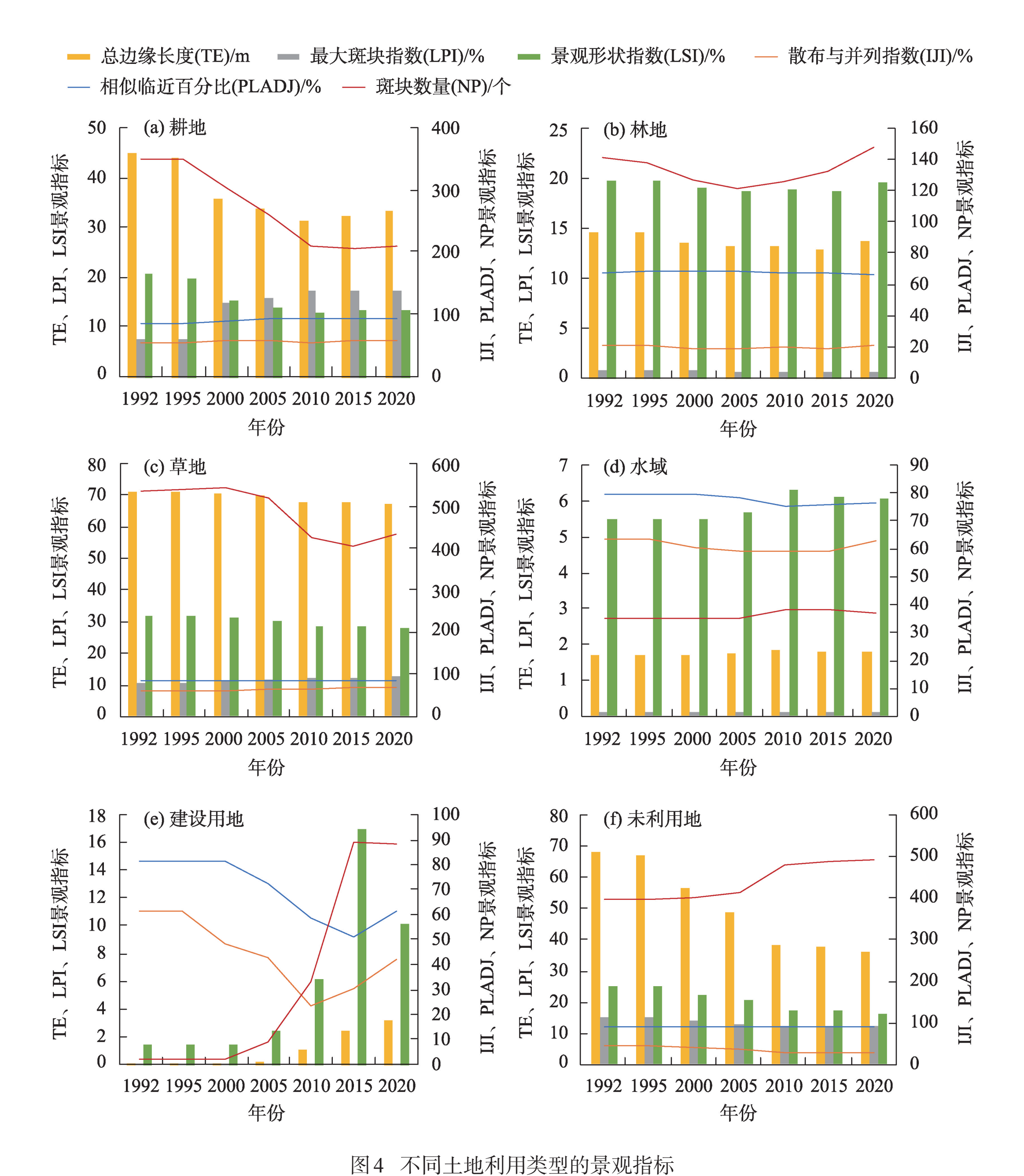



图4 不同土地利用类型的景观指标

Fig. 4 Landscape indicators of different land use types

31.06%，斑块数量由353个减少到了212个，最大斑块指数逐年增长，耕地破碎化程度降低，聚集程度增加。斑块形状和复杂程度整体变化不明显，1992—2015年逐年缓慢降低，2015年以后斑块形状逐渐复杂。1992—2020年林地面积减少9.84%，斑块数量增加6个，林地破碎化程度加深。草地在1992—2020年面积增加16.47%，斑块数量减少106个，草地破碎化程度降低。总边缘长度和景观形状指数逐渐减少，表明草地形状复杂程度降低。

水域面积相对较小，景观指数变化较为平稳。1992—2015年水域面积处于减少状态，斑块数量增加了2个，破碎化程度逐渐增加。建设用地的景观指数变化最为剧烈，1992—2020年斑块数量由2个激增到88个，在一定程度上表明人类活动剧烈，城市扩张增强，但在土地利用变化平稳期变化较少。在2015年之前，景观形状指数增长迅速，散布与并列指数下降明显，人类活动的不规则性加强，破碎化程度逐渐增加。2015年之后，景观形状指数逐渐降低，散布与并列指数逐渐增加，人类活动范围逐渐聚集化。1992—2020年未利用地面积逐年减少，斑块数量逐年增加，最大斑块指数也逐渐降低，破碎化程度加强，景观形状指数逐渐降低，形状趋于规则化。

### 3.3 玛纳斯土地利用预测

利用LSTM模型、QGIS软件MOLUSCE插件的MLP-ANN模型和LR模型及IDRISI软件的CA-Markov模型预测2020年土地利用数据，将其与2020年实际各个土地利用数据进行Kappa系数计算，分别为95.31%、93.71%、92.86%和91.16%。由Kappa系数可知，LSTM模型模拟效果较好，具有较高的可信度(表4)。

LSTM模型预测的2025年玛纳斯土地利用结果表明(图5)，2025年土地利用类型仍以耕地、草地和

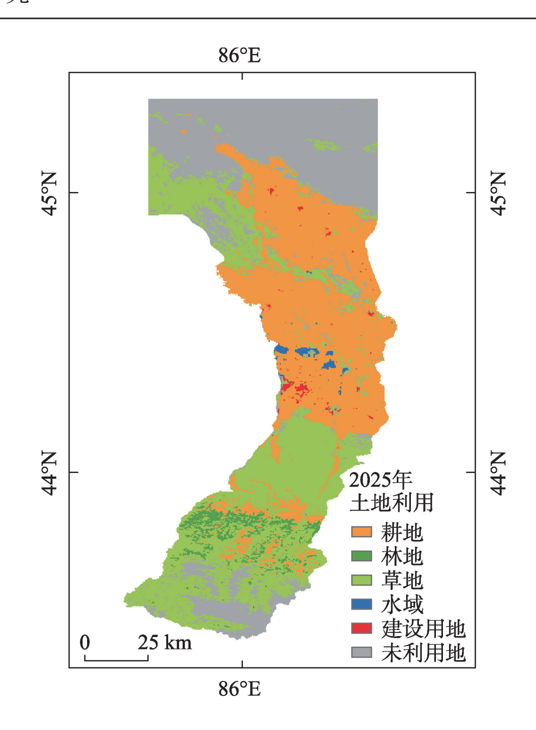



图5　2025年土地利用预测图

Fig. 5　Land use prediction map in 2025

未利用地为主，耕地和建设用地增加，林地、草地和未利用地减少，水域基本保持不变。自1992年以来，土地利用类型变化率整体处于降低状态，2020年林地仅占玛纳斯总面积的2.57%，预测的2025年土地利用数据中林地并未有太大的变化。林草是重要的生态保护屏障，在降低水土流失和防风固沙方面具有重要的作用。玛纳斯的生态保护与生态屏障面临着严峻的挑战，“退耕还林还草”政策的实施对林草面积增加具有一定的积极作用，长期的坚持实施，能有效改善玛纳斯的生态环境。

## 4　讨 论

通过对玛纳斯土地利用变化进行演变特征分析，可知1992—2010年玛纳斯耕地处于增长趋势，2010—2020年呈减少趋势，这与玛纳斯河流域的耕

**表4　2025年土地利用的预测结果**

**Tab. 4　Prediction results of land use in 2025**

| 土地利用类型 | 2020年/km² | LSTM/km² | 变化/km² | MLP-ANN/km² | 变化/km² | LR/km² | 变化/km² | CA-Markov/km² | 变化/km² |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 耕地 | 4206.24 | 4210.83 | 4.59 | 4202.37 | −3.87 | 4199.22 | −7.02 | 4029.66 | −176.58 |
| 林地 | 311.04 | 310.86 | −0.18 | 323.46 | 12.42 | 325.89 | 14.85 | 309.69 | −1.35 |
| 草地 | 3956.49 | 3954.51 | −1.98 | 3951.72 | −4.77 | 3967.65 | 11.16 | 4021.11 | 64.62 |
| 水域 | 61.56 | 61.56 | 0 | 61.47 | −0.09 | 62.19 | 0.63 | 58.68 | −2.88 |
| 建设用地 | 64.35 | 68.13 | 3.78 | 63.99 | −0.36 | 64.35 | 0 | 430.83 | 366.48 |
| 未利用地 | 3522.24 | 3516.03 | −6.21 | 3518.91 | −3.33 | 3476.25 | −45.99 | 3273.21 | −249.03 |

地变化趋势稍有差异[23],但是6种土地利用类型中耕地面积增加最多,康紫薇等[24]研究的玛纳斯河流域也是如此。玛纳斯林地和水域自2015—2020年有所增长(分别为5.01%和1.03%),但增长并不明显。建设用地持续增长,未利用地不断减少,这与玛纳斯河流域发展趋势一致[24]。

林丽等[25]用4种模型预测土地利用分布,Kappa系数为0.76~0.90。利用LSTM、MLP-ANN、LR和CA-Markov模型预测未来土地利用变化,Kappa系数均在0.90以上。预测未来的土地利用有助于相关部门制定合理的生态保护和土地利用规划,促进生态和经济的良性发展[26]。合理利用长时间序列遥感数据提取特征,将其应用到土地利用预测中,有利于提高土地利用预测精度。研究选取了10个驱动因子进行模型构建,但是影响土地利用变化的因素复杂且众多,其中人为活动干扰和土地利用政策等对土地利用变化的影响具有较强的不确定性[27],难以科学合理的融入到土地利用预测模型中。因此,将人为活动干扰和政策因素进行科学量化,融入到土地利用预测模型中,是未来土地利用预测的重要研究方向,可提高预测精度。尺度也是影响预测结果的一个主要因素,将尺度应用到后续土地利用格局分析和预测也是一个重要研究方向。

本文弥补现有研究的不足,利用长时间序列数据进行预测研究,揭示了玛纳斯土地利用演变特征和变化趋势。基于研究结果和玛纳斯现存的问题,建议应在切实保护耕地的基础上,有序开展退耕还林工作,既保证了粮食安全又有利于提高玛纳斯的生态环境质量。在经济和生态发展过程中,应坚持生态优先原则,减少人为活动对景观生态的破坏(比如城市扩张),合理调整土地利用结构。落实耕地保护、加强约束建设用地扩张,提高土地利用效率,进一步加强玛纳斯的生态安全。

## 5 结 论

通过对玛纳斯1992—2020年土地利用格局变化特征进行分析,对比LSTM模型、MLP-ANN模型、LR模型和CA-Markov模型精度,预测了2025年的土地利用变化。得出如下结论:

(1) 玛纳斯1992—2020年各土地利用类型的面积变化为:未利用地>耕地>草地>建设用地>林地>水域。土地利用面积变化率最大的是建设用地(907.04%),然后是耕地(31.06%)和未利用地(−30.89%)。草地整体处于增加的状态,林地和水域整体处于减少状态。耕地面积前期和中期的增加主要是未利用地的转入。建设用地虽然占比较小,但逐渐侵占周边的未利用地、耕地和草地面积。

(2) 1992—2020年耕地斑块数量减少39.94%,整体破碎化程度逐步降低。林地和水域的景观指数变化较为稳定。草地的散布与并列指数上升,表明聚集度增加,斑块数量减少19.44%,破碎度减弱。建设用地的景观指数变化较为剧烈,面积增加907.04%,处于扩张状态,景观形状不规则化并且破碎化程度加深。未利用地面积减少30.89%,斑块数量增加24.37%,破碎化程度加强,但是形状逐渐规则化。

(3) 以Kappa系数来对比分析4种土地利用预测模型的准确性。LSTM模型的Kappa系数较其他模型高,具有较好的预测效果。由LSTM模型预测结果可知,2025年土地利用类型可能仍以耕地、草地和未利用地为主。

**参考文献**(References):


[1] Ansari A, Golabi M H. Prediction of spatial land use changes based on LCM in a GIS environment for Desert Wetlands: A case study Meighan Wetland, Iran[J]. International Soil and Water Conservation Research, 2019, 7(1): 64−70.

[2] 李华林, 白林燕, 冯建中, 等. 新疆叶尔羌河流域胡杨林时空格局特征[J]. 生态学报, 2019, 39(14): 5080−5094. [Li Hualin, Bai Linyan, Feng Jianzhong, et al. Analysis of spatio-temporal characteristics of *Populus euphratica* forests in the Yarkand River Basin, Xinjiang[J]. Acta Ecologica Sinica, 2019, 39(14): 5080−5094. ]

[3] 刘斌寅, 赵明松, 卢宏亮, 等. 1985—2015年淮北市土地利用变化特征及其预测研究[J]. 土壤通报, 2019, 50(4): 807−814. [Liu Binyin, Zhao Mingsong, Lu Hongliang, et al. Research on the characteristics and prediction of land use change in Huaibei from 1985 to 2015[J]. Chinese Journal of Soil Science, 2019, 50(4): 807−814. ]

[4] 刘根林, 闫冰, 赵东升, 等. 2003—2018年瑞兴于地区土地利用景观格局时空演变及驱动因素[J]. 水土保持研究, 2022, 29(3): 235−243. [Liu Genlin, Yan Bing, Zhao Dongsheng, et al. Spatio-temporal evolution of landscape pattern of land use and its driving factors in Ruijin-Xingguo-Yudu Region from 2003 to 2018[J]. Research of Soil and Water Conservation, 2022, 29(3): 235−243. ]

[5] Stehfest E, van Zeist W, Valin H, et al. Key determinants of global land-use projections[J]. Nature Communications, 2019, 10(1): 1−10.

[6] Bose A, Chowdhury I R. Monitoring and modeling of spatio-tempo-

ral urban expansion and land-use/land-cover change using markov chain model: A case study in Siliguri Metropolitan area, West Bengal, India[J]. Modeling Earth Systems and Environment, 2020, 6 (4): 2235-2249.

[7] 乔治, 蒋玉颖, 贺曈, 等. 土地利用变化模拟:进展、挑战和前景[J]. 生态学报, 2022, 42(13): 5165-5176. [Qiao Zhi, Jiang Yuying, He Tong, et al. Land use change simulation: Progress, challenges, and prospect[J]. Acta Ecologica Sinica, 2022, 42(13): 5165-5176. ]

[8] Tripathy P, Kumar A. Monitoring and modelling spatio-temporal urban growth of Delhi using Cellular Automata and geoinformatics [J]. Cities, 2019, 90: 52-63.

[9] 朱增云, 阿里木江·卡斯木. 基于CA-Markov模型的呼图壁县土地利用景观格局预测研究[J]. 生态科学, 2020, 39(1): 136-145. [Zhu Zengyun, Alimujiang Kasimu. Prediction of land use landscape pattern in Hutubi County based on CA-Markov model[J]. Ecological Science, 2020, 39(1): 136-145. ]

[10] 韩海青. 中亚五国1992—2015年LUCC特征及2030年LUCC预测研究[D]. 西安: 西北大学, 2021. [Han Haiqing. The Land-Use and Land-Cover Change Characteristics from 1992 to 2015 and Predict in 2030 in Five Central Asian Countries[D]. Xi'an: Northwest University, 2021. ]

[11] 康俊锋, 李爽, 方雷. 云环境下基于CA-Markov的土地利用变化预测方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2020, 45(7): 1021-1026. [Kang Junfeng, Li Shuang, Fang Lei. Land use change prediction method based on CA-Markov model under cloud computing environment[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2020, 45(7): 1021-1026. ]

[12] 陈理庭, 蔡海生, 张婷, 等. 基于Markov-FLUS模型的饶河流域土地利用多情景模拟分析[J]. 生态学报, 2022, 10(42): 3947-3958. [Chen Liting, Cai Haisheng, Zhang Ting, et al. Land use multi-scenario simulation analysis of Rao River Basin based on Markov-FLUS model[J]. Acta Ecologica Sinica, 2022, 10(42): 3947-3958. ]

[13] Liang Xun, Guan Qingfeng, Clarke Keith C, et al. Understanding the drivers of sustainable land expansion using a patch-generating land use simulation (PLUS) model: A case study in Wuhan, China [J]. Computers, Environment and Urban Systems, 2021, 85: 101569.

[14] Mu L, Wang L, Wang Y, et al. Urban land use and land cover change prediction via self-adaptive cellular based deep learning with multi-sourced data[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2019, 12(12): 5233-5247.

[15] Sefrin O, Riese F M, Keller S. Deep Learning for Land Cover Change Detection[J]. Remote Sensing, 2021, 13(1): 78.

[16] Hochreiter S, Schmidhuber J. Long short-term memory[J]. Neural computation, 1997, 9(8): 1735-1780.

[17] 杨倩, 秦莉, 高培, 等. 基于EEMD-LSTM模型的天山北坡经济带年降水量预测[J]. 干旱区研究, 2021, 38(5): 1235-1243. [Yang Qian, Qin Li, Gao Pei, et al. Prediction of annual precipitation in the Northern Slope Economic Belt of Tianshan Mountains based on a EEMD-LSTM model[J]. Arid Zone Research, 2021, 38 (5): 1235-1243. ]

[18] 鞠洪润, 左丽君, 张增祥, 等. 中国土地利用空间格局刻画方法研究[J]. 地理学报, 2020, 75(1): 143-159. [Ju Hongrun, Zuo Lijun, Zhang Zengxiang, et al. Methods research on describing the spatial pattern of land use types in China[J]. Acta Geographica Sinica, 2020, 75(1): 143-159. ]

[19] 王甜, 闫金凤, 乔海燕. 马来西亚吉隆坡市土地利用变化特征分析与预测[J]. 水土保持通报, 2020, 40(5): 268-275. [Wang Tian, Yan Jinfeng, Qiao Haiyan. Analysis and prediction of land-use change characteristics in Kuala Lumpur, Malaysia[J]. Bulletin of Soil and Water Conservation, 2020, 40(5): 268-275. ]

[20] 贺可, 吴世新, 周宏飞, 等. 玛纳斯河流域两种典型土地利用变化分析[J]. 干旱区研究, 2018, 35(4): 954-962. [He Ke, Wu Shixin, Zhou Hongfei, et al. Two typical land use modes in the Manas River Basin[J]. Arid Zone Research, 2018, 35(4): 954-962. ]

[21] Phan T N, Kuch V, Lehnert L W. Land cover classification using Google Earth Engine and Random Forest Classifier: The role of image composition[J]. Remote Sensing, 2020, 12(15): 12152411.

[22] Mohammad P, Goswami A, Chauhan S, et al. Machine learning algorithm based prediction of land use land cover and land surface temperature changes to characterize the surface urban heat island phenomena over Ahmedabad city, India[J]. Urban Climate, 2022, 42: 101116.

[23] 朱磊, 夏鑫鑫, 杨爱民, 等. 玛纳斯河流域绿洲区耕地扩张的CA-Markov模型参数敏感性分析[J]. 干旱区研究, 2020, 37(5): 1327-1336. [Zhu Lei, Xia Xinxin, Yang Aimin, et al. Expansion of cultivated land in the oasis area of the Manas River Basin sensitivity analysis of CA-Markov model parameters[J]. Arid Zone Research, 2020, 37(5): 1327-1336. ]

[24] 康紫薇, 张正勇, 位宏, 等. 基于土地利用变化的玛纳斯河流域景观生态风险评价[J]. 生态学报, 2020, 40(18): 6472-6485. [Kang Ziwei, Zhang Zhengyong, Wei Hong, et al. Landscape ecological risk assessment in Manas River Basin based on land use change[J]. Acta Ecologica Sinica, 2020, 40(18): 6472-6485. ]

[25] 林丽, 樊辉, 金缘. 山区县域土地利用/覆被变化多尺度多模型模拟对比——以云南省勐腊县为例[J]. 山地学报, 2020, 38(4): 630-642. [Lin Li, Fan Hui, Jin Yuan. Multi-Scale and multi-model simulation of land use/land cover change in the mountainous county: A case study of Mengla county in Yunnan province, China [J]. Mountain Research, 2020, 38(4): 630-642. ]

[26] 谢凌凌, 许进龙, 臧俊梅, 等. 基于Markov-FLUS模型的广西土地利用变化模拟预测[J]. 水土保持研究, 2022, 29(2): 249-254. [Xie Lingling, Xu Jinlong, Zang Junmei, et al. Simulation and prediction of land use change in Guangxi based on Markov-FLUS model[J]. Research of Soil and Water Conservation, 2022, 29(2): 249-254. ]

[27] Kucsicsa G, Popovici E, Bălteanu D, et al. Future land use/cover changes in Romania: Regional simulations based on CLUE-S model and CORINE land cover database[J]. Landscape and Ecological Engineering, 2019, 15(1): 75–90.

# Study on the change and prediction of spatiotemporal pattern of land use in Manasi region based on deep learning

WANG Jiaojiao[1,2], YIN Xiaojun[1,2], LIU Shannan[1], WANG Dimeng[1,2]

(1. College of Information Science and Technology, Shihezi University, Shihezi 832000, Xinjiang, China;
2. Geospatial Information Engineering Research Center, Xinjiang, Shihezi 832000, China)

**Abstract:** Land use change and prediction are crucial for land resource management and optimization. In this paper, based on remote sensing spatial and temporal series data, a synergistic landscape index and long short-term memory (LSTM) model were used to characterize and predict the evolution of spatial and temporal patterns of land use in the Manasi region over a long time series. Results showed that (1) from 1992 to 2020, the cropland, grassland, and building land increased, and tree cover, water bodies, and unused land decreased. (2) The degree of fragmentation of arable land gradually decreased. The landscape indices of tree cover and water bodies were in a state of slight fluctuation. Grassland aggregation increased, fragmentation decreased, and the shape exhibited regularization. The landscape index of building land showed the most dramatic state of continuous expansion, with a deepening fragmentation and a tendency for complex shapes. The fragmentation of unused land gradually increased, but the shape tended to be regular. (3) Different models for predicting land use change, including the LSTM, multi-layer perception artificial neural network, logistic regression, and CA-Markov models, were compared. The Kappa coefficient of the LSTM model was 95.31%, which is more accurate than that of other models and consistent with the actual land use pattern. The LSTM model suggests that in 2025, land use types will still be dominated by cropland, grassland, and unused land.

**Keywords:** spatial and temporal pattern change; land use prediction; deep learning; LSTM model; landscape index